

**PCT**  
WELTORGANISATION FÜR GEISTIGES EIGENTUM  
Internationales Büro  
INTERNATIONALE ANMELDUNG VERÖFFENTLICHT NACH DEM VERTRAG ÜBER DIE  
INTERNATIONALE ZUSAMMENARBEIT AUF DEM GEBIET DES PATENTWESENS (PCT)

(51) Internationale Patentklassifikation 6 : <b>G06K 9/62, 9/66</b>		A1	(11) Internationale Veröffentlichungsnummer: <b>WO 97/48069</b>
		(43) Internationales Veröffentlichungsdatum:	18. Dezember 1997 (18.12.97)
(21) Internationales Aktenzeichen: <b>PCT/EP97/02649</b>		(81) Bestimmungsstaaten: JP, US, europäisches Patent (AT, BE, CH, DE, DK, ES, FI, FR, GB, GR, IE, IT, LU, MC, NL, PT, SE).	
(22) Internationales Anmeldedatum: <b>23. Mai 1997 (23.05.97)</b>			
(30) Prioritätsdaten: 196 23 033.0      8. Juni 1996 (08.06.96)      DE		Veröffentlicht <i>Mit internationalem Recherchenbericht. Vor Ablauf der für Änderungen der Ansprüche zugelassenen Frist. Veröffentlichung wird wiederholt falls Änderungen eintreffen.</i>	
(71) Anmelder (für alle Bestimmungsstaaten ausser US): SIEMENS AKTIENGESELLSCHAFT [DE/DE]; Wittelsbacherplatz 2, D-80333 München (DE).			
(72) Erfinder; und			
(75) Erfinder/Anmelder (nur für US): BREUER, Thomas [DE/DE]; Schwabtenstrasse 96, D-78467 Konstanz (DE). HANISCH, Wilfried [DE/DE]; Durchenbergstrasse 11, D-78315 Radolfzell (DE). FRANKE, Jürgen [DE/DE]; Merianweg 29, D-89075 Ulm (DE).			

(54) Title: METHOD AND ARRANGEMENT FOR PATTERN RECOGNITION ON THE BASIS OF STATISTICS

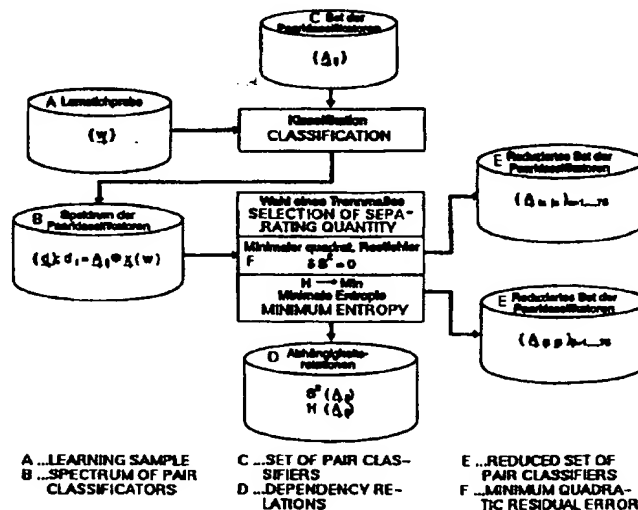
(54) Bezeichnung: VERFAHREN UND ANORDNUNG ZUR MUSTERERKENNUNG AUF STATISTISCHER BASIS

(57) Abstract

The invention relates to a method and an arrangement for pattern recognition on the basis of statistics. According to said method, for an object to be recognised on the basis of a complete set of two-class or multiclass classifiers the association with each target class of the class set is estimated with a numerical value which is produced by cascaded use of polynomial classifiers. According to the invention, on a learning sample in which all class patterns to be recognised are represented to a sufficiently significant extent there is a selection, from all the two-class or multiclass classifiers by way of their estimation vector spectrum, of those two-class or multiclass classifiers with estimations contributing the most to minimise a scalar quantity calculated over the estimation vector spectrum and having high separating relevance. The selected two-class or multiclass classifiers are subsequently used to form, via an expanded learning sample, estimation vectors from which expanded characteristic vectors are produced by polynomial linking. An evaluation classifier is formed on the basis of said characteristic vectors for estimating all target classes.

(57) Zusammenfassung

Die Erfindung betrifft ein Verfahren und eine Anordnung zur Mustererkennung auf statistischer Basis, bei dem für ein zu erkennendes Objekt auf Basis eines vollständigen Ensembles von Zwei- oder Mehrklassenklassifikatoren die Zugehörigkeit zu jeder Zielklasse des Klassensatzes mit einem numerischen Wert geschätzt wird, der sich durch kaskadierte Anwendung von Polynomklassifikatoren ergibt. Erfindungsgemäß erfolgt aus allen Zwei- oder Mehrklassenklassifikatoren über deren Schätzvektorspektrum auf einer Lernstichprobe, in der alle zu erkennenden Klassenmuster genügend stark vertreten sind, eine Auswahl von denjenigen Zwei- oder Mehrklassenklassifikatoren, deren Schätzungen am stärksten zur Minimierung eines über das Schätzvektorspektrum errechneten skalaren Maßes mit hoher Trennrelevanz beitragen. Mittels der ausgewählten Zwei- oder Mehrklassenklassifikatoren werden anschließend über eine erweiterte Lernstichprobe Schätzvektoren gebildet, aus denen durch polynomiale Verknüpfung expandierte Merkmalsvektoren erzeugt werden, auf deren Basis ein Bewertungsklassifikator zur Schätzung auf alle Zielklassen gebildet wird.



# **LEDIGLICH ZUR INFORMATION**

Codes zur Identifizierung von PCT-Vertragsstaaten auf den Kopfbögen der Schriften, die internationale Anmeldungen gemäss dem PCT veröffentlichen.

AL	Albanien	ES	Spanien	LS	Lesotho	SI	Slowenien
AM	Armenien	FI	Finnland	LT	Litauen	SK	Slowakei
AT	Österreich	FR	Frankreich	LU	Luxemburg	SN	Senegal
AU	Australien	GA	Gabun	LV	Lettland	SZ	Swasiland
AZ	Aserbaidshan	GB	Vereinigtes Königreich	MC	Monaco	TD	Tschad
BA	Bosnien-Herzegowina	GE	Georgien	MD	Republik Moldau	TG	Togo
BB	Barbados	GH	Ghana	MG	Madagaskar	TJ	Tadschikistan
BE	Belgien	GN	Guinea	MK	Die ehemalige jugoslawische Republik Mazedonien	TM	Turkmenistan
BF	Burkina Faso	GR	Griechenland	ML	Mali	TR	Türkei
BG	Bulgarien	HU	Ungarn	MN	Mongolei	TT	Trinidad und Tobago
BJ	Benin	IE	Irland	MR	Mauretanien	UA	Ukraine
BR	Brasilien	IL	Israel	MW	Malawi	UG	Uganda
BY	Belarus	IS	Island	MX	Mexiko	US	Vereinigte Staaten von Amerika
CA	Kanada	IT	Italien	NE	Niger	UZ	Usbekistan
CF	Zentralafrikanische Republik	JP	Japan	NL	Niederlande	VN	Vietnam
CG	Kongo	KE	Kenia	NO	Norwegen	YU	Jugoslawien
CH	Schweiz	KG	Kirgisistan	NZ	Neuseeland	ZW	Zimbabwe
CI	Côte d'Ivoire	KP	Demokratische Volksrepublik Korea	PL	Polen		
CM	Kamerun	KR	Republik Korea	PT	Portugal		
CN	China	KZ	Kasachstan	RO	Rumänien		
CU	Kuba	LC	St. Lucia	RU	Russische Föderation		
CZ	Tschechische Republik	LI	Liechtenstein	SD	Sudan		
DE	Deutschland	LK	Sri Lanka	SE	Schweden		
DK	Dänemark	LR	Liberia	SG	Singapur		
EE	Estland						

## Verfahren und Anordnung zur Mustererkennung auf statistischer Basis

### BESCHREIBUNG:

Die Mustererkennung gewinnt im Zeitalter der elektronischen Datenverarbeitung zunehmend an Bedeutung. Ihr Einsatzgebiet erstreckt sich von der Automatisierungstechnik bis zur maschinellen Bild- und Textverarbeitung, wo sie zur automatischen Briefverteilung (Adreßlesen) oder zur Auswertung von Formularen oder Dokumenten eingesetzt wird. Ziel der Mustererkennung ist es dabei, einer elektronisch vorverarbeiteten Bildinformation eine Kennung zuzuordnen, die mit hoher Zuverlässigkeit mit der wahren Bedeutung des Musters zusammenfällt. Statistisch basierte Mustererkennungsverfahren bewerten eine digitalisierte Bildinformation mit Schätzungen, aus denen sich der Grad der Zugehörigkeit des Musters zu einer Klasse von Mustern ablesen läßt. Bei  $K$  gegebenen Zielklassen erhält im allgemeinen diejenige Klasse den Zuschlag, deren Schätzergebnis dem Maximum aus allen  $K$  Schätzungen entspricht. Ein Erkennungssystem gilt als umso zuverlässiger, je öfter die als maximal geschätzte Zielklasse mit der wahren Zielklasse (Bedeutung) übereinstimmt. Ein bisher verwendeter Netzklassifikator, bestehend aus einem vollständigen Ensemble von Zweiklassen-Klassifikatoren, der  $K$  Zielklassen zu entscheiden hat, entsteht dadurch, daß zu allen möglichen  $K * (K - 1)/2$  Klassenpaaren je ein Zweiklassenklassifikator berechnet wird. Im Lesebetrieb gibt bei vorliegendem Muster jeder der Zweiklassenklassifikatoren eine Schätzung der Zugehörigkeit des Musters zu einer der beiden zugrunde liegenden Zielklassen ab. Es entstehen  $K * (K - 1)/2$  Schätzungen, die untereinander nicht unabhängig sind. Aus diesen  $K * (K - 1)/2$  Schätzungen sollen nun  $K$  Schätzungen gebildet werden, für jede Zielklasse eine. Die Theorie gibt für diesen Zusammenhang eine mathematische Regel an, die in Wojciech W. Siedlecki ,

A formula for multiclass distributed classifiers,  
Pattern Recognition Letters 15 (1994)

beschrieben ist. Die Praxis der Klassifikatoren zeigt nun, daß die Anwendbarkeit dieser Regel nur unzureichend erfüllt ist, da die Zweiklassenklassifikatoren keine statistischen Rückschlußwahrscheinlichkeiten liefern, sobald sie ein Fremdmuster, welches nicht zu ihrem adaptierten Klassenbereich gehört, schätzen. Für die Praxis bedeutet dies, daß Abschaltmechanismen diejenigen Klassifikatoren, die für das Muster nicht zuständig sind, möglichst frühzeitig deaktivieren müssen. Die bisher in der Praxis verwendeten Abschaltregeln sind weitgehend heuristischer Prägung. Dadurch fließt in die Bearbeitung von Netzklassifikatoren ein statistisch nicht kontrolliertes Element von Willkür ein. Durch diese regelbasierte Abarbeitung von Größen, die

einem messbaren statistischen Verhalten unterliegen, verschlechtern sich die Erkennungsergebnisse wesentlich. Regelbasierte Abarbeitung von Netzklassifikatoren verhindert ferner die Möglichkeit, bei veränderten Stichproben das Klassifikatorsystem effektiv nachzutrainieren. Bei 30 oder mehr zu entscheidenden Klassen steht zudem der Einsatz von Netzklassifikatoren vor prinzipiellen Problemen:

1. Die Anzahl zu speichernder Komponenten (Parkklassifikatoren) wächst quadratisch mit der Klassenanzahl ( $K * (K - 1)/2$ ).
2. Eine Bewertung und Zusammenfassung der komponentbezogenen Schätzungen zu einer zuverlässigen Gesamtschätzung wird mit wachsender Klassenzahl immer unsicherer.
3. Anpassungen eines Netzklassifikators an landesspezifische Schreibstile verursachen im Adaptionbetrieb erhebliche Kosten.

Der im Anspruch 1 und 8 angegebenen Erfindung liegt das Problem zugrunde, ein Mustererkennungsverfahren auf statistischer Basis und eine Anordnung zur Realisierung des Verfahrens zu schaffen, das unter Vermeidung der geschilderten Schwierigkeiten des Standes der Technik bei hoher Klassenzahl und vertretbaren Kosten allgemeine Erkennungsaufgaben echtzeitfähig löst, wobei eine regelbasierte Abarbeitung von Netzklassifikatoren vermieden wird.

Die mit der Erfindung erzielten Vorteile bestehen insbesondere darin, daß durch Vermeidung heuristischer Abschaltregeln die Erkennungszuverlässigkeit erheblich gesteigert wird. Nach der Auswahl der Zwei- oder Mehrklassenklassifikatoren und der Erzeugung des Bewertungsklassifikators ist die gesamte Statistik der Anwendung in der dem Bewertungsklassifikator zugrunde gelegten Momentenmatrix repräsentiert. Da nur die reduzierte Sequenz der Zwei- oder Mehrklassenklassifikatoren im Verbund mit dem Bewertungsklassifikator abgespeichert werden muß, wird eine sehr ökonomische Speicherauslastung erreicht. Da Polynomklassifikatoren alle Operationen im Anschluß an die Bildmerkmalsaufbereitung mittels Addition, Multiplikation und Anordnen von natürlichen Zahlen bewältigen, entfallen komplexere Rechnungen wie Fließkommasimulation auf der Zielhardware vollständig. Auch auf das Mitführen speicheraufwendiger Tabellenwerke wird verzichtet. Diese Umstände erlauben es, beim Design der Zielhardware alles Gewicht auf Optimierung der Laufzeit zu legen. Vorteilhafte Ausgestaltungen der Erfindung sind in den Unteransprüchen angegeben. So wird in der Ausgestaltung nach Patentanspruch 2 als skalares Trennmaß (Klassifikationsmaß) die Summe der Fehlerquadrate im Entscheidungsraum gewählt. Der Vorteil besteht hierbei darin, daß sich im Verlauf der linearen Regression, die mit der Berechnung des linearen Klassifikators einhergeht, explizit eine Rangordnung nach Maßgabe des Beitrages zu Minimierung des Restfehlers unter den Komponenten aufbaut. Diese Rangordnung wird benutzt, um eine Auswahl aus den verfügbaren Zwei- oder Mehrklassenklassifikatoren zu treffen, die als Ergebnis das reduzierte Set der Parkklassifikatoren bildet. Das

Verfahren zur Minimierung des Restfehlers ist detailliert in Schürmann, Statistischer Polynomklassifikator, R.Oldenburger Verlag, 1977 beschrieben.

Die Ausgestaltung nach Patentanspruch 3 verwendet als skalares Trennmaß die Entropie im Verteilungsraum der Schätzvektoren. Zur Auswertung der Entropie ist dabei die Auftretenshäufigkeit jedes Zustandes aller Paarklassifikatorschätzungen über die Menge aller Zustände zu ermitteln. Dann wird jenes Teilsystem bestimmt, das die geringste Entropie produziert. In der Ausbildung nach Patentanspruch 4 wird eine größere Zielklassenmenge in mehrere Zielklassenmengen aufgeteilt, für die dann jeweils eine Auswahl der Zwei- oder Mehrklassenklassifikatoren und daraus der Bewertungsklassifikator erzeugt wird. Aus den Ergebnissen der Bewertungsklassifikatoren wird dann eine resultierende Gesamtschätzung ermittelt. Die resultierende Gesamtschätzung kann dann auf verschiedene Arten berechnet werden:

1. Bei der Ausgestaltung nach Patentanspruch 5 wird aus den Ergebnisvektoren der Bewertungsklassifikatoren ein kartesisch erweiterter Produktvektor gebildet, aus dem dann ein die Gesamtschätzung ermittelnder, resultierender quadratischer Bewertungsklassifikator gebildet wird.
2. In der Ausgestaltung nach Patentanspruch 6 wird ebenfalls ein kartesischer Produktvektor gebildet. Dieser wird mittels einer Unterraumtransformation  $U$  in einen verkürzten Vektor überführt, von dem nur die wichtigsten Komponenten entsprechend der Eigenwertverteilung der Transformationsmatrix  $U$  zur Adaption eines quadratischen Klassifikators verwendet werden. Dieser quadratische Klassifikator bildet dann den transformierten und reduzierten Vektor zu einem Schätzvektor auf die Zielklasse ab.
3. In der Auskleidung gemäß Patentanspruch 7 erzeugt ein Metaklassenklassifikator, der über Gruppen von Klassenmengen trainiert wird, vor Aktivierung der jeweiligen Auswahl der Zwei- oder Mehrklassenklassifikatoren Schätzungen über die Gruppen. Danach werden diejenigen Zwei- oder Mehrklassenklassifikatoren für die Zeichen der Gruppen, deren Schätzwert über einer festgelegten Schwelle liegt, aktiviert. Zur Ermittlung der Gesamtschätzung werden dann die Gruppenschätzungen mit den Schätzungen der jeweiligen zugehörigen Zeichenbewertungs- Klassifikatoren für die Zeichenzielklassen nach einer einheitlichen Regel so verknüpft, daß die Summe über alle so erhaltenen Zeichenschätzungen eine auf 1 normierbare Zahl ergibt. Die 1. Variante liefert die genauesten Resultate bei größten rechentechnischem Aufwand, während die 2. und 3. Variante zur Reduktion des rechentechnischen Aufwandes beitragen.

Die Umsetzung der Erfindung kann in 5 Phasen unterteilt werden. Jede Phase der Erfindung wird im folgenden Ausführungsteil unter Bezugnahme auf je eine Figur näher erläutert. Dabei zeigen

Fig. 1 den Ablauf bei der Erzeugung eines vollständigen Satzes von Paarklassifikatoren eines Netzklassifikators.

Fig. 2 den Ablauf bei der Erzeugung eines reduzierten Satzes von Paarklassifikatoren.

Fig. 3 den Ablauf bei der Erzeugung eines Bewertungsklassifikators.

Fig. 4 den Ablauf der Mustererkennung in einer erfindungsgemäßen Anordnung.

Fig. 5 den Ablauf bei der Mustererkennung mit einer großen Klassenzahl unter Verwendung eines Metaklassenklassifikators.

Die Erfindung wird im folgenden anhand von Ensembles von Zwei-Klassenklassifikatoren (Paarklassifikatoren) erläutert, ist aber auf diese Einschränkung prinzipiell nicht beschränkt.

- Erzeugung eines Netzklassifikators :

Nach Fig.1 startet dieser Prozeßschritt mit den Binärbildern. Zu jedem Bild aus der Lernstichprobe liegt dann ein binarisierter Bilvektor  $\vec{u}$  vor. Im Prinzip sind die schwarzen Pixel des Bildes mit 1 repräsentiert, während die weißen Pixel mit 0 codiert sind. Zusätzlich ist zu jedem Muster eine vom Menschen vergebene Referenzkennung erstellt, die die Bedeutung des Musters eindeutig erfaßt. Die Normierung transformiert nun auf Basis von Messungen der lokalen und globalen Pixelproportionen das Binärbild in ein Graubild. Dabei entsteht der Merkmalsvektor  $\vec{v}$ , der 256 Komponenten aufweist, wobei jede Komponente Grauwerte aus dem Skalierungsbereich  $[0, 255]$  enthält. Die Vektoren  $\vec{v}$  werden einer Hauptachsentransformation mit der Matrix  $\vec{B}$  unterzogen. Das Resultat dieser Matrix-Vektormultiplikation ist der Bildvektor  $\vec{w}$ . Der Bildvektor  $\vec{w}$  wird nun mittels Polynomexpansion nach einer festen Abbildungsvorschrift zum Vektor  $\vec{x}$  expandiert. Für einen 2-dimensionalen W-Vektor ( $w_1, w_2$ ) wird zum Beispiel mit der Verknüpfungsvorschrift :

$$PSL1 = LIN1, 2QUAD11, 12, 22$$

der folgende x-Vektor erzeugt :

$$\vec{x} = (1, w_1, w_2, w_1 * w_1, w_1 * w_2, w_2 * w_2)$$

Die 1. Komponente ist immer mit 1 vorbelegt, damit die später erzeugten Schätzwerte in der Summe auf 1 normierbar werden. Über die Menge der polynomial erweiterten Vektoren  $\{\vec{x}\}$  werden dann empirische Momentenmatrizen  $\vec{M}_{ij}$  nach Formel(2) für jedes Paar  $(i, j)$  von Klassen erzeugt. Die Klasse  $i$  enthält dabei nur Zeichen, die der Mensch als zur Klasse  $i$  gehörig referenziert hat. Jede Momentenmatrix wird nach der in Schürmann J. , Polynomklassifikatoren für die Zeichenerkennung,

beschriebenen Methode einer Regression unterzogen. Nach der Formel(1) ergeben sich dann zu jedem Klassenpaar  $(i, j)$  die Klassifikatoren  $\tilde{A}_{ij}$ . Als Netzklassifikator ist damit ein Ensemble von  $K * (K - 1)/2$  Paarklassifikatoren entstanden. Jeder dieser Paarklassifikatoren (Zwei- Klassen-Entscheider) ist so über entsprechende Musterdaten trainiert, daß er genau 2 aus den  $K$  zur Disposition stehenden Zielklassen erkennt. Es gelten folgende Zusammenhänge :

$$A(i, j)[k] = \sum_l M^{-1}(i, j)[k, l] * \bar{x}(i)[l] * p(i) \quad (1)$$

mit

$$\begin{aligned} M(i, j)[k, l] &= \frac{1}{z(i, j)} \sum_{\{(i, j)\}} x(z)_k x(z)_l \\ &- \text{(empirische Momentenmatrix 2.Ordnung)} \\ z(i, j) &- \text{Anzahl Zeichen der Klassen } (i, j) \end{aligned} \quad (2)$$

,wobei  $\bar{x}(i)[l]$  der Mittelwertvektor zum Merkmalsvektor  $x(i)$  in Komponentendarstellung ist und  $p(i)$  die Auftretenshäufigkeit der Klasse  $i$  ist. Bei vorliegendem Merkmalsvektor  $\bar{x}$  schätzt der Klassifikator  $A(i, j)$  den Wert  $d(i, j)$  auf die Klasse  $i$ , wobei gilt

$$d(i, j) = \sum_l A(i, j)[l] * x[l] \quad (3)$$

Die Klassifikatorkoeffizienten  $A(i, j)[l]$  sind dabei so eingestellt, daß immer gilt :

$$d(i, j) + d(j, i) = 1 . \quad (4)$$

- Reduzierung der Anzahl der Paarklassifikatoren:

Dieser Prozeßschritt ist in Fig.2 schematisiert. Nach Erzeugung eines Netzklassifikators wird dessen Schätzvektorspektrum  $\{d(i, j)\}$  über eine klassenweise annähernd gleichverteilte Lernstichprobe, in der alle zu erkennenden Klassenmuster genügend stark vertreten sind, aufgenommen. Die Klassifikation erzeugt dabei aus den hauptachsentransformierten Bildvektoren  $\vec{w}$  zunächst polynomial erweiterte Vektoren  $\vec{x}(\vec{w})$ . Das Spektrum der Paarklassifikatoren ist die Menge aller d-Vektoren  $\{\vec{d}\}$ , die durch Klassifikation der Lernstichprobe mit allen Paarklassifikatoren entsteht. Ein einzelner d-Vektor entsteht dadurch, daß zu einem erweiterten Bildvektor  $\vec{x}$  eines Zeichens der Lernstichprobe für jeden Paarklassifikator  $\tilde{A}_{ij}$  je ein Skalarprodukt mit dem Vektor  $\vec{x}$  durchgeführt wird

und die Ergebnisse der Skalarprodukte dann in der Reihenfolge der Paarklassifikatoren in den Vektor  $\vec{d}$  eingetragen werden. Im folgenden wird über statistische Operationen auf der Merkmalsmenge  $\{d(i, j)\}$  dasjenige Teilsystem von Paarklassifikatoren  $\{\tilde{A}(i_\alpha, j_\alpha)\}$  ermittelt, das als Zielvorgabe ein sklares Maß, das hohe Trennrelevanz besitzt, minimiert. Beispielhaft wird das Reduktionsverfahren anhand der folgenden beiden skalaren Klassifikationsmaße erläutert:

- Summe der Fehlerquadrate  $S^2$  im  $D(I)$  Entscheidungsraum

$$S^2 = \frac{1}{N} \sum_{\{z\}} \sum_{I=1}^K (D_I - Y_I)^2 \quad (5)$$

wobei gilt

$$\begin{aligned} \exists A_{I,j,k}^{Lin}, D_I &= \sum_{j=1}^{K-1} \sum_{k=j+1}^K A_{I,j,k}^{Lin} * d(j, k) \\ D_I &= \text{Schätzung des Klassifikators auf Klasse } I \\ Y_I &= \begin{cases} 1 & \text{falls } z \in \{I\} \\ 0 & \text{sonst} \end{cases} \end{aligned} \quad (6)$$

Der Klassifikator  $A^{Lin}$  wird dabei nach der Gleichung (1) erzeugt. Er ist deshalb linear, da zur Berechnung der Momentenmatrix nach Gleichung(2) als x-Vektor der um 1 an der 1.Stelle expandierte lineare d-Vektor  $\vec{d}$  eingeht, der aus den geordneten Paarschätzungen  $d(i, j)$  aufgebaut ist. Diese Variante bietet den Vorteil, daß sich im Verlauf der linearen Regression, die mit der Berechnung des linearen Klassifikators  $A_{I,j,k}^{Lin}$  einhergeht, explizit eine Rangordnung nach Maßgabe des Beitrages zur Minimierung des Restfehlers unter den Komponenten  $d(i, j)$  aufbaut. Diese Rangordnung wird benutzt, um eine Auswahl aus den  $K * (K - 1)/2$  verfügbaren Paarklassifikatoren zu treffen, die als Ergebnis dann das reduzierte Set der Paarklassifikatoren bilden. Auf das Verfahren zur (sukzessiven) Minimierung des Restfehlers braucht hier nicht näher eingegangen zu werden. Es ist detailliert in

Schürmann J., Polynomklassifikatoren für die Zeichenerkennung, Kapitel 7 beschrieben. Bei der Auswahl beschränkt man sich derzeit auf die 75 nach der Rangordnung wichtigsten Komponenten. Diese Beschränkung hängt von der Hauptspeicherkapazität der zur Adaption verwendeten Rechenmaschine ab und stellt somit keine prinzipielle Beschränkung dar. Das Ergebnis der linearen Regression über die Merkmalsmenge  $\{d(i, j)\}$  ist somit eine geordnete Menge  $\{A(i_\alpha, j_\alpha)\}_{\alpha=1, \dots, 75}$  von Paarklassifikatoren, die mit wachsendem Index  $\alpha$  einen fallenden relativen Beitrag zur Minderung des quadratischen



Restfehlers liefern. Im weiteren Adaptionsverlauf wird nur noch diese ausgewählte Menge an Paarklassifikatoren weiter verwendet.

- Entropie im  $d(i, j)$  Verteilungsraum

Zur Bildung der Entropie  $H$  des unstrukturierten Ensembles der Zwei-Klassen-Entscheider ist es notwendig, die folgenden Ausdrücke zu berechnen :

$$H = \sum_{\{i,j\}} H_{i,j} \quad (7)$$

$$H_{i,j} = - \sum_I \sum_{\{d(i,j)\}} p(I|d(i,j)) * \log_2 p(I|d(i,j)) * p(d(i,j)) \quad (8)$$

Der Ausdruck  $p(I|d(i,j))$  ist per definitionem die Bayes'sche Rückschlußwahrscheinlichkeit dafür, daß der Klassifikator  $A(i,j)$  bei gegebener Schätzung  $d(i,j)$  ein Muster der Klasse  $I$  klassifiziert hat. Unter Verwendung der Bayes'schen Formel :

$$p(I|\alpha) = \frac{p(\alpha|I) * p(I)}{\sum_{J=1}^K p(\alpha|J) * p(J)} \quad (9)$$

und der folgenden Definition :

$N_{i,j,\alpha,J} := \text{Anzahl Zeichen der Klasse } J, \text{ für die gilt :}$

$$UR + (OR - UR)/MAX * (\alpha - 1) \leq d(i,j) < UR + (OR - UR)/MAX * \alpha \quad (10)$$

$$\alpha = 1, \dots, MAX \quad (11)$$

wird es möglich, die Entropie  $H$  durch eine empirische Entropie  $H^*$  beliebig genau zu approximieren. Die Parameter :

$UR :=$  Untere Schätzwelle  
 $OR :=$  Obere Schätzwelle  
 $MAX :=$  Anzahl Histogrammfächer

werden auf Basis des Schätzvektorspektrums festgelegt. Es werden dann die Größen  $N_{i,j,\alpha,J}$  über die Lernstichprobe von Mustern ausgezählt. Nach Ermittlung der  $N_{i,j,\alpha,J}$  sind die folgenden Größen errechenbar :

$$H^* = \sum_{\{i,j\}} H_{i,j}^* \quad (12)$$

$$H_{i,j}^* = \frac{-1}{N} \sum_{\alpha=1}^{MAX} \sum_{l=1}^K N_{i,j,\alpha,l} * \log_2 \frac{N_{i,j,\alpha,l}}{\sum_{J=1}^K N_{i,j,\alpha,J}} \quad (13)$$

$$V_{i,j}^*[I][\alpha] := \begin{cases} -N_{i,j,\alpha,I} * \frac{\log_2 N_{i,j,\alpha,I}}{\sum_{J=1}^K N_{i,j,\alpha,J}} & ; 1 \leq \alpha \leq MAX \\ 0 & ; \text{sonst} \end{cases} \quad (14)$$

$$DOT(i,j;k,l) := \sum_{J=1}^K \sum_{\alpha=1}^{MAX} V_{i,j}^*[J][\alpha] * V_{k,l}^*[J][\alpha] \quad (15)$$

$$COS(i,j;k,l) := \frac{DOT(i,j;k,l)}{\sqrt{DOT(i,j;i,j) * DOT(k,l;k,l)}} \quad (16)$$

$$ANG(i,j;k,l) = \arccos COS(i,j;k,l) \quad (17)$$

$$-MAX \leq \beta \leq +MAX \quad (18)$$

$$COR^+(i,j;k,l) := \max_{\beta} \frac{\sum_{J=1}^K \sum_{\alpha=1}^{MAX} V_{i,j}^*[J][\alpha] * V_{k,l}^*[J][\alpha - \beta]}{\sqrt{DOT(i,j;i,j) * DOT(k,l;k,l)}} \quad (19)$$

$$COR^-(i,j;k,l) := \max_{\beta} \frac{\sum_{J=1}^K \sum_{\alpha=1}^{MAX} V_{i,j}^*[J][\alpha] * V_{k,l}^*[J][MAX - \alpha - \beta]}{\sqrt{DOT(i,j;i,j) * DOT(k,l;k,l)}} \quad (20)$$

$$COR(i,j;k,l) := \max\{COR^+(i,j;k,l); COR^-(i,j;k,l)\} \quad (21)$$

Nach Durchführung der Berechnung sind alle mit der Entropie verbundenen statistischen Größen ermittelt. Es ist nun jenes Teilsystem zu bestimmen, das

1. in der Summe seiner Einzelentropien eine minimale Gesamtentropie produziert und
2. dessen Komponenten untereinander statistisch möglichst geringe Korrelationen aufweisen.

Beiden Forderungen wird durch Befolgung der folgenden Auswahlkriterien Rechnung getragen :

1. Entropie-Rangordnung:

Lege die bis auf Klassifikatoren gleicher Entropie eindeutige Folge  $A(i_\alpha, j_\alpha)$  fest mit :

$$H_{i_1, j_1}^* \leq H_{i_2, j_2}^* \leq \dots \leq H_{i_n, j_n}^* \quad (22)$$

2. Induktionsanfang :

Wähle  $A(\bar{i}_1, \bar{j}_1) := A(i_1, j_1)$  als Startkandidat. Dies ist der Klassifikator minimaler Entropie.

3. Induktionsschluß von  $k$  auf  $k + 1$  :

Es seien  $k$  Kandidaten  $A(\bar{i}_1, \bar{j}_1), \dots, A(\bar{i}_k, \bar{j}_k)$  ausgewählt, wobei

$$H_{\bar{i}_1, \bar{j}_1}^* \leq H_{\bar{i}_2, \bar{j}_2}^* \leq \dots \leq H_{\bar{i}_k, \bar{j}_k}^* := H_{i_m, j_m}^* \quad (23)$$

und

$$\exists A(i_m, j_m), A(i_m, j_m) = A(\bar{i}_k, \bar{j}_k) ; k \leq m < n \quad (24)$$

und

$$ANG(\bar{i}_\alpha, \bar{j}_\alpha; \bar{i}_\beta, \bar{j}_\beta) > \Theta_{crit} ; 1 \leq \alpha < \beta \leq k \quad (25)$$

Bestimme ein kleinstes  $l$  mit

$$l = 1, \dots, n - m \quad (26)$$

, so daß gilt:

$$ANG(\bar{i}_\alpha, \bar{j}_\alpha; i_{m+l}, j_{m+l}) > \Theta_{crit} ; \alpha = 1, \dots, k \quad (27)$$

Falls  $l$  existiert, wähle :

$$A(\bar{i}_{k+1}, \bar{j}_{k+1}) := A(i_{m+l}, j_{m+l}) \quad (28)$$

andernfalls terminiere mit  $k$  Kandidaten.

Der freie Winkelparameter  $\Theta_{crit}$  kann durch Gradientenverfahren so eingestellt werden, daß eine definierte Anzahl von ausgewählten Komponenten entsteht. Eine Verfeinerung des Auswahlkriteriums wird durch Minimierung des Korrelationskoeffizienten  $COR(i, j; k, l)$  erreicht. Die Filterbedingung(25) lautet in diesem Falle:

$$COR(\bar{i}_\alpha, \bar{j}_\alpha; \bar{i}_\beta, \bar{j}_\beta) < \chi_{crit} ; 1 \leq \alpha < \beta \leq k \quad (29)$$

Der maximal zugelassene Korrelationskoeffizient zwischen je 2 Paarklassifikatoren ist damit durch  $\chi_{crit}$  limitiert. Der Korrelationskoeffizient erfüllt ferner die Symmetriebedingungen:

$$COR(i, j; k, l) = COR(j, i; k, l) \quad (30)$$

$$COR(i, j; k, l) = COR(i, j; l, k) \quad (31)$$

$$COR(i, j; k, l) = COR(k, l; i, j) \quad (32)$$

Die Methode ist für obengenannte Klassifikationsmaße ausgeführt, ist aber darauf prinzipiell nicht beschränkt. Die Unteransprüche des Patents beziehen sich auch auf Ausprägungen der Methode, die auf anderen Klassifikationsmaßen beruhen.

- Erzeugung eines Bewertungsklassifikators :

Dieser Prozeßschritt ist in Fig.3 einzusehen. Nach Erzeugung der reduzierten Sequenz von Paarklassifikatoren  $\{\bar{A}_{i,j_\alpha}\}$ , die in der Fig.3 als (RNK) bezeichnet werden, werden diese über eine erweiterte Lernstichprobe, die mindestens 9000 Muster pro Entscheidungsklasse beinhaltet, zur Berechnung von Schätzvektoren verwendet. Es entsteht die Merkmalsmenge  $\{d(i_\alpha, j_\alpha)\}$ , die aus einzelnen Vektoren der Dimension 75 bestehen, wobei für jedes Muster die Zielkennung (Bedeutung des Musters) synchron aus der

Bildmerkmalsmenge eingetragen ist. Über jeden Merkmalsvektor erfolgt eine quadratische Erweiterung zu einem polynomial verknüpften Vektor  $\vec{x}$ . Es wird dann auf Basis der Vektoren  $\vec{x}$  zu jeder Klasse  $I$  eine Momentenmatrix  $\vec{M}_{(I)}$  erzeugt. Die Gesamtmomentenmatrix  $\vec{M}$  wird durch gewogene Mittelung über alle klassenweisen Momentenmatrizen  $\vec{M}_{(I)}$  erzeugt. Die Regression erzeugt dann die klassenweisen Bewertungsklassifikatoren nach der folgenden Formel :

$$\vec{A}_{(I)} = \vec{M}^{-1} * \vec{x}_{(I)} * P(I) \quad (33)$$

wobei  $P(I)$  die Auftretenshäufigkeit der Klasse  $I$  ist. Damit ist ohne weitere Hypothesen über den Zusammenhang zwischen Paarklassifikatorschätzungen und Gesamtschätzung für die einzelnen Klassen ein Instrument geschaffen, das diesen Zusammenhang aus der approximativen statistischen Verteilung im  $d(i, j)$  -Raum errechnet. Die rechnerische Approximation an den optimalen Zusammenhang zwischen Paarschätzungen und Gesamtschätzung ist umso besser, je genereller die zugrunde gelegte Lernstichprobe ist. Die Erfolge der Methode zeigen insbesondere, daß das Maß an Willkür bei der Auswahl geeigneter Lernstichproben begrenzter ist als jenes Maß an Willkür, das bei der Konstruktion eines hypothetischen mathematischen Zusammenhangs gegeben ist. Mit der Erzeugung eines reduzierten Sets von Paarklassifikatoren und dem an dieses gekoppelten Bewertungsklassifikators ist die Adaptionphase abgeschlossen. Die gesamte Statistik der Anwendung ist nun in der dem Bewertungsklassifikator zugrunde gelegten Momentenmatrix repräsentiert. Diese Momentenmatrix wird für folgende Adaptionvorgänge im Archiv verwaltet. Zur Integration ins Produkt gelangen lediglich die reduzierte Sequenz der Paarklassifikatoren im Verbund mit einem passenden Bewertungsklassifikator. Das Verfahren erlaubt damit die Erzeugung extrem verdichteter Informationseinheiten (Momentenmatrizen), die eine gegebene Anwendung der Mustererkennung repräsentieren und als Startobjekte für künftige Iterationen (landesspezifische Anpassungen) verwendbar sind.

- Einsatz des erfindungsgemäßen Verfahrens in einer entsprechenden Anordnung:  
Dieser Prozeßschritt ist in Fig.4 schematisiert. Das Verfahren stellt zur Anwendung in einem Echtzeitsystem die geordnete reduzierte Sequenz der Paarklassifikatoren und einen für die jeweilige Anwendung passenden Bewertungsklassifikator zur Verfügung. Bei unzureichender Kenntnis, welcher Bewertungsklassifikator die auf die Anwendung besten Ergebnisse liefert, kann das Angebot erhöht werden und ein Lesetest erweist den optimalen Bewertungsklassifikator. Die Minimalanforderung an eine Zielhardware bedingt das Vorhandensein der folgenden Komponenten:

1. NORM : Ein Modul, welches die binarisierten Merkmalsvektoren mit den dem Stand der Technik gemäßen Normierverfahren transformiert und in einen Eingangsvektor konstanter Länge (v-Vektor) ablegt.
2. POLY : Ein Modul, welches nach einer festen Abbildungsvorschrift einen normierten w-Vektor in einen polynomial erweiterten x-Vektor transformiert, der als Eingangsvektor zur Klassifikation dient.
3. MAT : Ein Matrixmultiplizierwerk, welches über externe Mikroprogramme gesteuert, Skalarprodukte zwischen Integervektoren berechnet.
4. STORE: Ein Speicher zur Ablage von Zwischenwerten und zum Adressieren der Klassifikatorkoeffizienten.
5. ALGO : Ein Befehlregister zum Ablegen von Steuerbefehlen bzw. ausführbaren Maschinencodes.

Der Speicher wird in eine Einheit STORE1 zum Ablegen und Lesen von Zwischenergebnissen und in eine Einheit STORE2 zum Lesen unveränderlicher Werte partitioniert.

Für das beschriebene Verfahren sind dann die in Fig.4 aufgeführten Operationen nötig. Dabei werden gesteuert vom Befehlsregister ALGO nacheinander die folgenden Schritte ausgeführt:

1. Der Erkennungsprozess startet mit dem Lesen des Pixelbildes. Nach Abtastung des Musters liegt dieses als binärer Bildvektor  $\vec{u}$  in STORE1. Im Prinzip entspricht der binären 1 ein Schwarzpixel und der 0 ein Weisspixel. NORM gruppiert nun die binären Bildelemente auf Basis von Messungen der spalten -und zeilenbezogenen Pixeldichten so um, daß als Resultat ein Graubildvektor  $\vec{v}$  entsteht, der einer 16x16 Bildmatrix entspricht. Jedes Element des Graubildes ist in 256 Graustufen skaliert. NORM schreibt den Vektor  $\vec{v}$  in STORE1.
2. Das Modul MAT liest  $\vec{v}$  aus STORE1 ein sowie aus STORE2 die Hauptachsentransformationsmatrix  $\vec{\tilde{B}}$ . Diese ist aus der Adaptionphase durch Ausführung einer Standard-Hauptachsentransformation über die Merkmalsmenge  $\{\vec{v}\}$  verfügbar. Es wird eine Matrix-Vektor-Multiplikation durchgeführt. Das Ergebnis ist der transformierte Bildvektor  $\vec{w}$ , der in STORE1 gespeichert wird.
3. Das Modul POLY liest den Vektor  $\vec{w}$  aus STORE1 und eine Liste PSL1 aus STORE2. PSL1 enthält die Steuerinformation, wie die Komponenten des Vektors  $\vec{w}$  zu verknüpfen sind. Der x-Vektor wird in STORE1 gespeichert.

4. Das Modul MAT liest den x-Vektor aus STORE1 und die Matricelemente des RNK, die klassenweise als Vektoren  $\vec{A}(i_\alpha, j_\alpha)$  abgelegt sind. MAT bildet nun für jeden A-Vektor ein Skalarprodukt mit dem x-Vektor. Es entstehen so viele Skalarprodukte wie A-Vektoren vorhanden sind. Die Skalarprodukte werden in der Reihenfolge der A-Vektoren in den d-Vektor überführt. Diesen speichert MAT in STORE1.
5. Das Modul POLY liest den d-Vektor aus STORE1 und die PSL2 aus STORE2. POLY baut jetzt den X-Vektor auf, indem es PSL2 auf den d-Vektor anwendet und speichert den X-Vektor in STORE1.
6. Der X-Vektor wird vom Modul MAT aus STORE1 gelesen, während MAT diesmal die A-Matrix des Bewertungsklassifikators aus STORE2 liest. Diese Matrix enthält soviele A-Vektoren, wie der Bewertungsklassifikator Klassen schätzt. MAT führt nach dem Einlesen für jeden A-Vektor ein Skalarprodukt mit dem X-Vektor aus. Die Skalarprodukte werden in der Reihenfolge der A-Vektoren in den D-Vektor eingebunden. Diesen schreibt MAT in STORE1.

Nach Ablauf dieser Schleife liegt in STORE1 als Ergebnis der D-Vektor parat, der zu jeder der  $K$  Klassen des Entscheidungsproblems eine Schätzung im Zahlenintervall  $[0, 1]$  enthält. Es ist nun Sache eines Nachverarbeitungsmoduls, ob es die zur maximalen Schätzung korrespondierende Bewertung des Klassifikators akzeptiert oder rejektiert. Eine Unterstützung der Nachverarbeitung durch die Klassifikation ist dadurch gewährleistet, daß aus der Adaptionsphase das kontinuierliche Schätzvektorspektrum des Bewertungsklassifikators bekannt ist, aus dem sich bei Anwendung eines Kostenmodells statistisch abgesicherte Schwellen zum Rejektieren bzw. Akzeptieren einer Schätzung ableiten lassen. Wird ferner die Schätzvektorstatistik im Lesebetrieb in Zyklen erfaßt, lassen sich statistische Prognosen über eine dynamische Nachjustierung von Schwellen ableiten.

- Anwendung auf allgemeine alphanumerische Erkennung :

Bei der Erkennung eines allgemeinen Klassensatzes, der aus 10 Ziffern, 30 Grossbuchstaben, 30 Kleinbuchstaben und 20 Sonderzeichen besteht, sind insgesamt mindestens 90 Klassen zu diskriminieren. Diesen 90 Klassen entsprechen nun 4005 Paarklassifikatoren, wollte man das Erkennungsproblem mit einem vollständigen Netzklassifikator lösen. Sowohl Speicherkapazität als auch Rechenkapazität von herkömmlichen Leseelektroniken wären damit überladen. Das Problem verschärft sich noch, wenn anstatt der 90 Bedeutungsklassen aus erkenntnistheoretischen Gründen sogenannte Gestaltklassen eingeführt werden, die die jeweils typischen Schreibformen derselben Zeichenklasse repräsentieren. Auf Basis der Gestaltklassen sind dann bis zu 200 Klassen zu trennen.

Dieses Problem wird gelöst, indem ein Metaklassenklassifikator, bestehend aus einem Gruppen-Netzklassifikator und einem Gruppenbewertungs-Klassifikator, trainiert wird. Das entstehende Klassifikationssystem ist in Fig.5 einzusehen. Der Metaklassen-Klassifikator erkennt dabei Gruppen von Zeichen. Das Clustern zu Gruppen wird über eine Metrik ausgeführt, die auf Basis der Momentenmatrizen der einzelnen Gestaltklassen errechnet wird. Dabei werden die Gruppen so strukturiert, daß zueinander ähnliche Gestaltklassen in derselben Gruppe liegen. Die Momentenmatrix einer Gruppe entsteht dabei durch gewogene Mittelung über all die Momentenmatrizen der in der Gruppe repräsentierten Gestaltklassen. Bei beispielsweise 8 Gruppen, die je höchstens 30 Gestaltklassen umfassen, wird der Metaklassen-Klassifikator selbst als Kopplung eines Netzklassifikators mit einem erfindungsgemäß erzeugten Bewertungsklassifikator realisiert. Zu jedem Gruppenpaar entsteht demnach ein Paarklassifikator. Der Gruppen-Netzklassifikator basiert dann auf 28 Paarklassifikatoren  $g_{IJ}$ . Auf diesen wird ein Gruppenbewertungs-Klassifikator  $\vec{G}_I$  trainiert, der in die 8 Gruppen als Klassen schätzt. Im nächsten Schritt wird zu jeder Gruppe von Gestaltklassen ein reduziertes Set von Paarklassifikatoren  $\vec{a}_{i,j,I}$  mit entsprechendem Bewertungsklassifikator  $\vec{A}_{j,I}$  nach der beschriebenen Methode trainiert. In der Lesephase entscheidet nun zuerst der Gruppenbewertungs-Klassifikator, zu welcher Gruppe das betrachtete Zeichen gehört. Anschliessend wird der Reduzierte Zeichen-Netzklassifikator schwellenabhängig aktiviert, der zu der oder den entschiedenen Gruppen korrespondiert. Dieser erzeugt zu jeder in der Gruppe vertretenen Gestaltklasse einen Schätzwert. Es werden auf statistischer Grundlage für jede Gruppe Schwellen  $\tau_I$  justiert, die regeln, ab welcher Schätzgüte  $D_I$  des Gruppenbewertungs-Klassifikators der entsprechende Reduzierte Zeichen-Netzklassifikator  $\vec{a}_{i,j,I}$  zu aktivieren ist. Die Schwellen können so eingestellt werden, daß mit möglichst geringem Rechenaufwand immer mindestens einer der Reduzierten Zeichen-Netzklassifikatoren mit hoher Sicherheit das richtige Erkennungsergebnis aufweist. Liegen Ergebnisse von mehreren Zeichenbewertungs-Klassifikatoren vor, so entsteht ein normiertes Gesamtergebnis dadurch, daß alle Schätzungen eines aktivierten Zeichenbewertungs-Klassifikators  $\vec{A}_{j,I}$  mit der Schätzung des entsprechenden Gruppenbewertungs-Klassifikators  $\vec{G}_I$  multipliziert werden, während die Schätzwerte von nicht aktivierten Zeichen-Netzklassifikatoren vor Multiplikation mit der Gruppenschätzung mit  $1/\text{Anzahl Klassen}$  vorbelegt werden. Mit diesem Klassifikationsansatz ist es möglich, allgemeine alphanumerische Erkennungsaufgaben ganz auf der Basis des erfindungsgemäßen Verfahrens auszuführen.

Weitere Lösungsmöglichkeiten bestehen in folgendem:



1. Ausdehnung auf Multiklassenentscheider als Basisklassifikatoren

Die Methode ist prinzipiell nicht beschränkt auf die Adaption des Bewertungsklassifikators über ein Ensemble von Zwei-Klassenentscheidern, sondern ist auf Ensembles von Multi-Klassenentscheidern ausdehnbar. So kann bei einem Ensemble aus n-Klassen-Entscheidern, die n-te Klasse jeweils die Komplementklasse zu den übrigen n-1 Klassen desselben Entscheiders in Bezug auf alle vorhandenen Klassen darstellen.

2. Kaskadierende Systeme mit erfindungsgemäßen Klassifikatoren:

Die Praxis des automatischen Lesebetriebs zeigt, daß bei konstanter Leseleistung eine beträchtliche Aufwandsreduktion möglich ist, indem eine Kontrollstruktur die höher strukturierten Erkennungsmodule nur dann aufruft, wenn bereits ein schwächer strukturiertes Modul für ein vorliegendes Muster eine zu geringe Schätzgüte erzielt hat. Die erfindungsgemäßen Klassifikatoren ordnen sich in diese Strategie nahtlos ein. Es wird ein System der erfindungsgemäßen Klassifikatoren aufgebaut, das aufbauend auf ein und demselben Basisklassifikator kaskadierend klassifiziert. Dabei wird der (n+1)-te Bewertungsklassifikator mit den Mustern trainiert, die der n-te Bewertungsklassifikator mit zu geringer Güte geschätzt hat. Im praktischen Lesebetrieb bricht diese Kaskade im allgemeinen bereits nach dem ersten Bewertungsklassifikator ab, wird aber für seltene und schwierige Muster fortgesetzt und erhöht damit die Leserate bei geringer Rechenlaststeigerung.

## PATENTANSPRÜCHE

1. Verfahren zur Mustererkennung auf statistischer Basis, das für ein zu erkennendes Objekt auf Basis eines vollständigen Ensembles von Zwei- oder Mehrklassenklassifikatoren die Zugehörigkeit zu jeder Zielklasse des Klassensatzes mit einem numerischen Wert schätzt, der sich durch kaskadierte Anwendung von Polynomklassifikatoren ergibt, dadurch gekennzeichnet,  
daß aus allen Zwei- oder Mehrklassenklassifikatoren über deren Schätzvektorspektrum auf einer Lernstichprobe, in der alle zu erkennenden Klassenmuster genügend stark vertreten sind, eine Auswahl von denjenigen Zwei- oder Mehrfachklassenklassifikatoren erfolgt, deren Schätzungen am stärksten zur Minimierung eines über das Schätzvektorspektrum errechneten skalaren Maßes mit hoher Trennrelevanz beitragen,  
daß mittels der ausgewählten Zwei- oder Mehrklassenklassifikatoren über eine erweiterte Lernstichprobe Schätzvektoren gebildet werden, aus denen durch polynomiale Verknüpfung expandierte Merkmalsvektoren erzeugt werden, auf deren Basis ein Bewertungsklassifikator zur Schätzung auf alle Zielklassen berechnet wird.
2. Verfahren nach Anspruch 1, dadurch gekennzeichnet,  
daß als skalares Trennmaß die Summe der Fehlerquadrate im Entscheidungsraum gewählt wird.
3. Verfahren nach Anspruch 1, dadurch gekennzeichnet,  
daß als skalares Trennmaß die Entropie im Verteilungsraum gewählt wird, wobei die Auftretenshäufigkeit jedes Merkmalszustandes über die Menge aller Merkmalszustände zu ermitteln ist.
4. Verfahren nach Anspruch 1-3, dadurch gekennzeichnet,  
daß eine größere Zielklassenmenge in mehrere Zielklassenmengen aufgeteilt wird, für die dann jeweils eine Auswahl der Zwei- oder Mehrklassenklassifikatoren und daraus der Bewertungsklassifikator erzeugt wird, und daß aus den Ergebnissen der Bewertungsklassifikatoren eine resultierende Gesamtschätzung ermittelt wird.
5. Verfahren nach Anspruch 4, dadurch gekennzeichnet,  
daß aus den Ergebnisvektoren der Bewertungsklassifikatoren ein kartesisch erweiterter Produktvektor gebildet wird, aus dem dann ein die Gesamtschätzung ermittelnder resultierender quadratischer Bewertungsklassifikator gebildet wird.
6. Mustererkennungsverfahren nach Anspruch 4, dadurch gekennzeichnet,  
daß aus den Ergebnisvektoren der Bewertungsklassifikatoren ein kartesisch erweiterter

Produktvektor gebildet wird, der mittels einer Unterraumtransformation in einen transformierten Vektor überführt wird, von dem nur die wichtigsten Komponenten entsprechend der Eigenwertverteilung der Transformationsmatrix zur Adaption eines quadratischen Klassifikators verwendet werden, der dann den transformierten und reduzierten Vektor zu einem Schätzvektor auf Zielklassen abbildet.

7. Verfahren nach Anspruch 4, dadurch gekennzeichnet, daß vor Aktivierung der jeweiligen Auswahl der Zwei- oder Mehrklassenklassifikatoren ein Metaklassenklassifikator, der über Gruppen von Klassenmengen trainiert wird, Schätzungen über die Gruppen erzeugt, daß danach diejenigen Zwei- oder Mehrklassenklassifikatoren für die Zeichen der Gruppen, deren Schätzwert über einer festgelegten Schwelle liegt, aktiviert werden und daß dann zur Ermittlung der Gesamtschätzung die Gruppenschätzungen mit den Schätzungen der jeweils zugehörigen Zeichenbewertungsklassifikatoren für die in der jeweiligen Gruppe enthaltenen Zeichenklassen nach einer einheitlichen Regel so verknüpft werden, daß die Summe über alle so verknüpften Zeichenschätzungen eine auf 1 normierbare Zahl ergibt.
8. Anordnung zur Mustererkennung unter Anwendung des Verfahrens nach Anspruch 1, gekennzeichnet durch
  - Mittel zum Transformieren des binarisierten Eingangsvektors variabler Länge in einen nach Graustufen skalierten Ausgangsvektor konstanter Länge (NORM),
  - Mittel zum Transformieren des normierten Eingangsvektors in einen polynomial erweiterten Vektor (POLY),
  - Mittel zum Ausführen von Matrixmultiplikationen zur Berechnung von Skalarprodukten zwischen Integervektoren (MAT),
  - Mittel zum Speichern für die Ablage von Zwischenwerten und zum Adressieren der Klassifikatorenkoeffizienten (STORE),
  - Mittel zum Ablegen von Steuerbefehlen und ausführbaren Maschinencodes - Befehlsregister (ALGO).

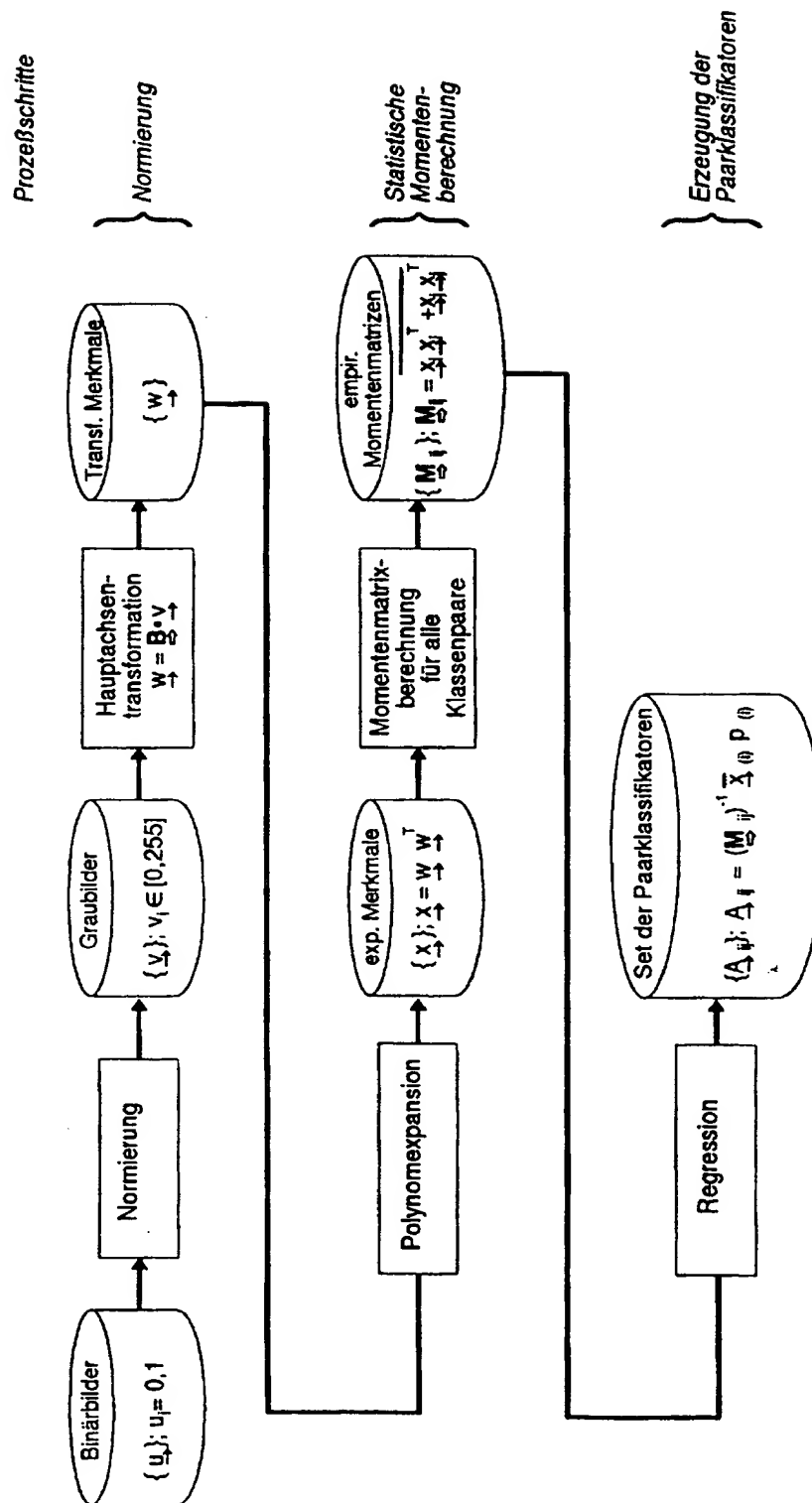


Fig. 1

2/5

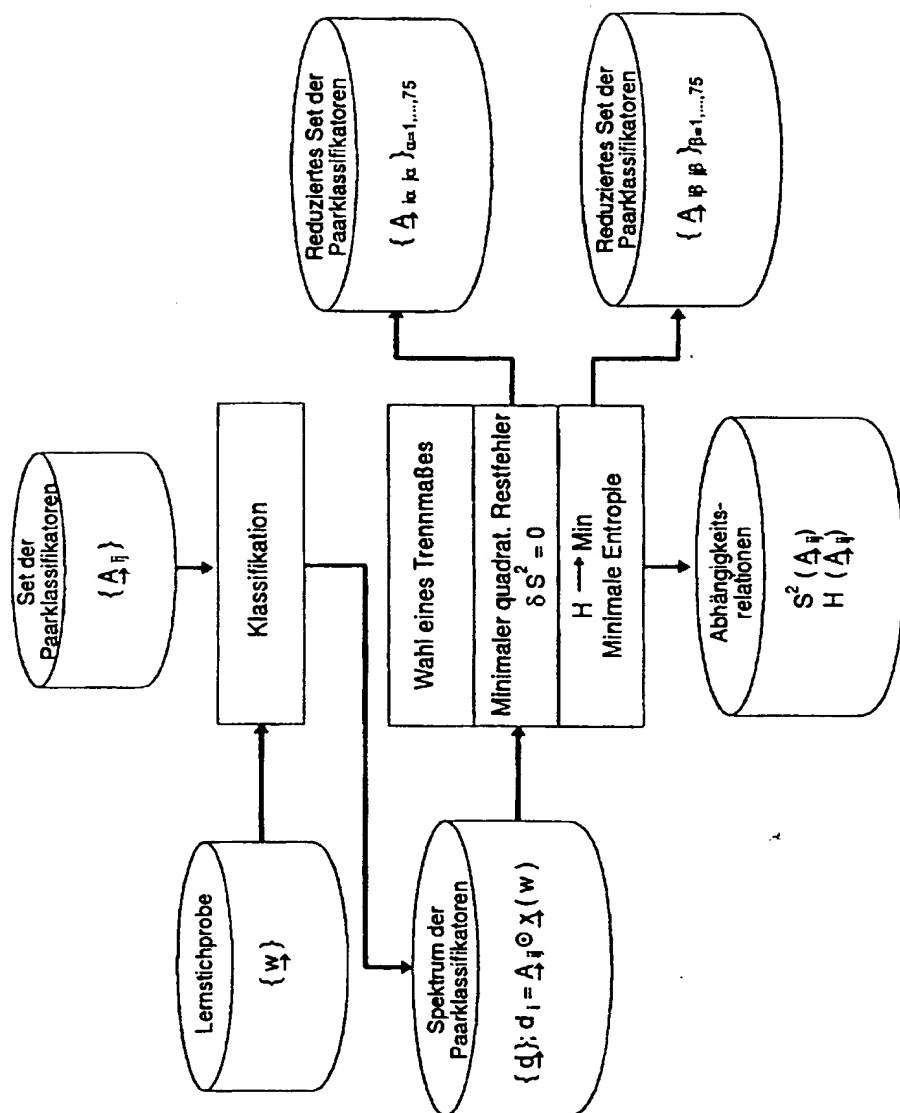


Fig. 2

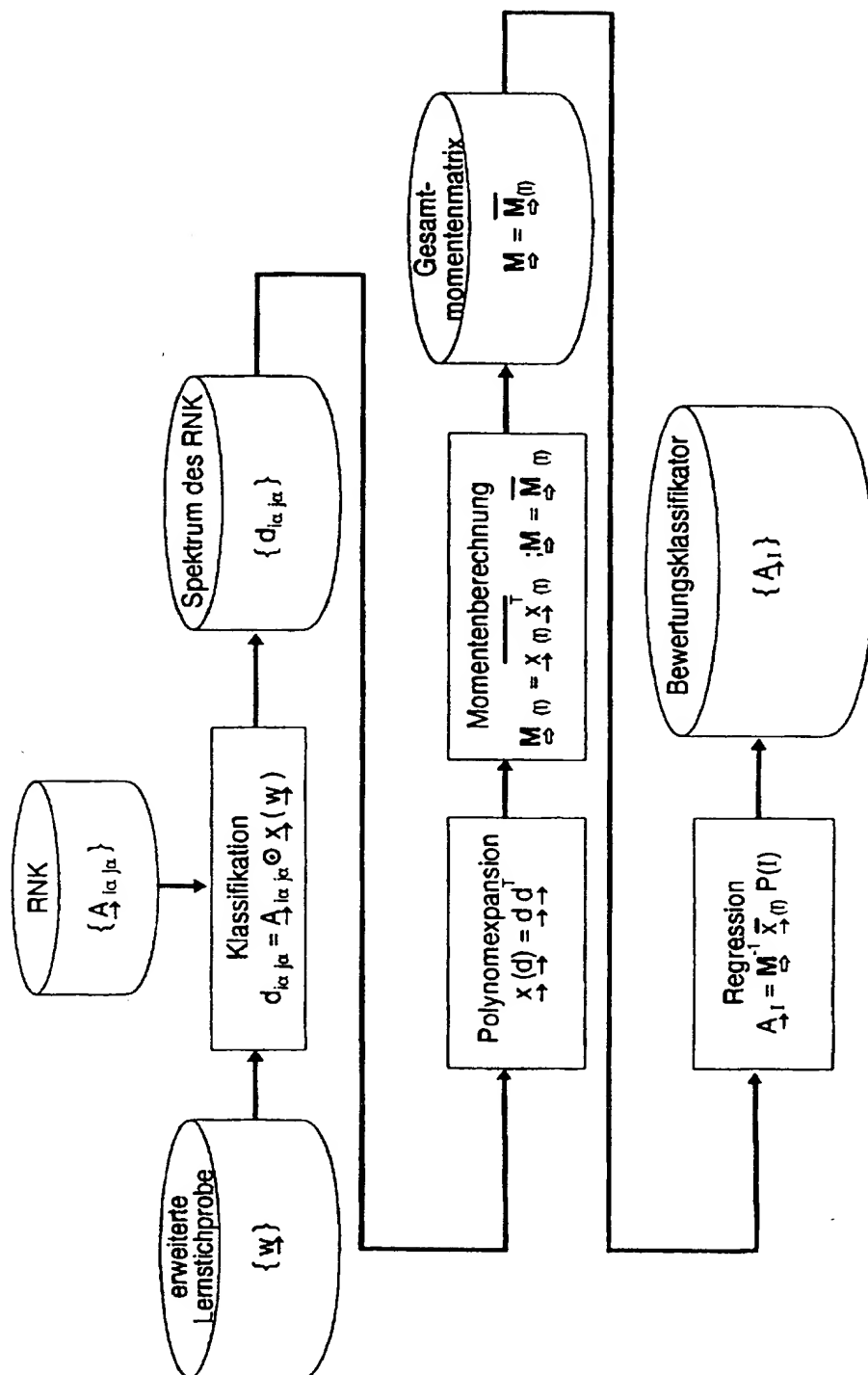


Fig. 3

4/5

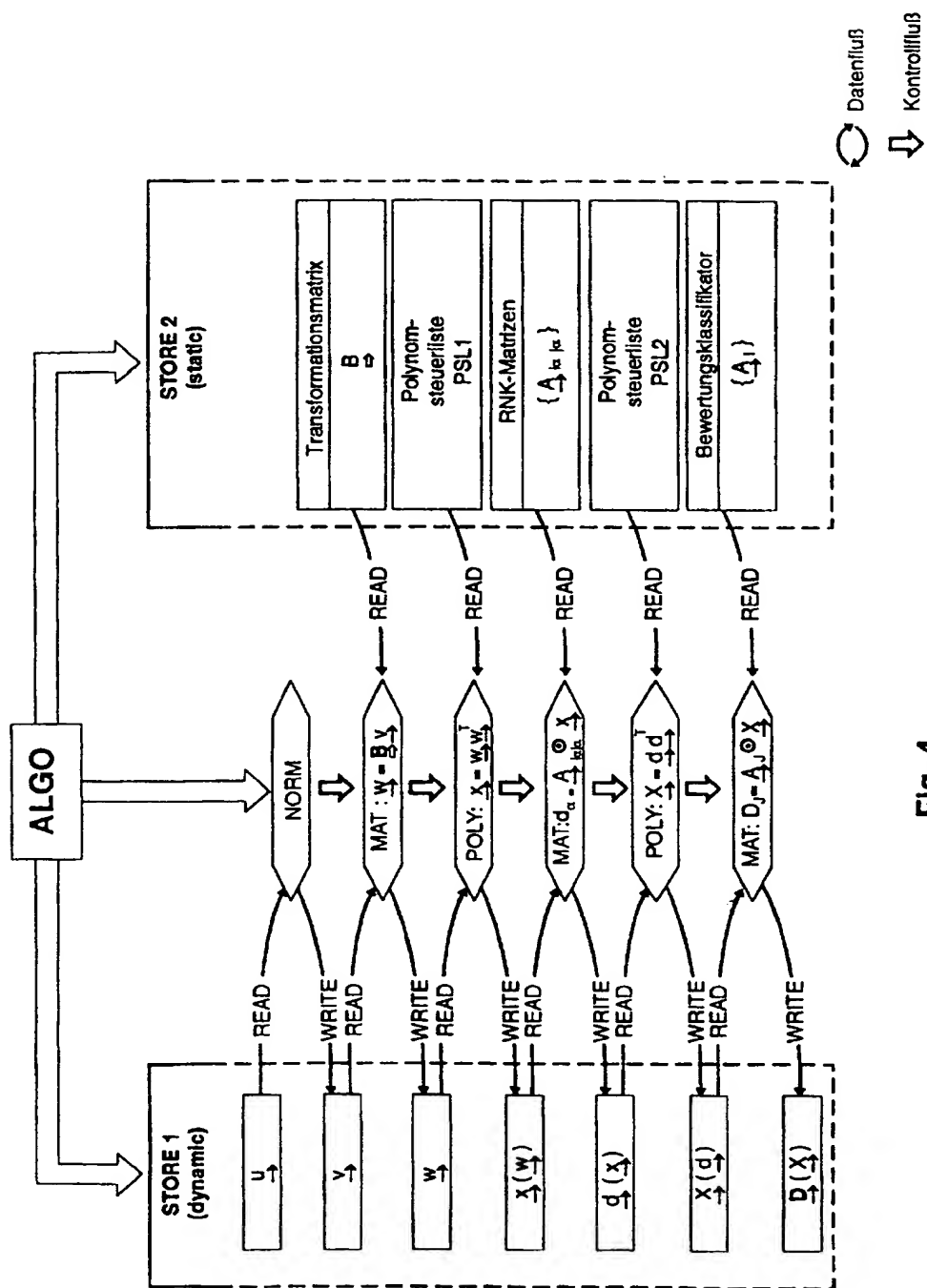


Fig. 4

5/5

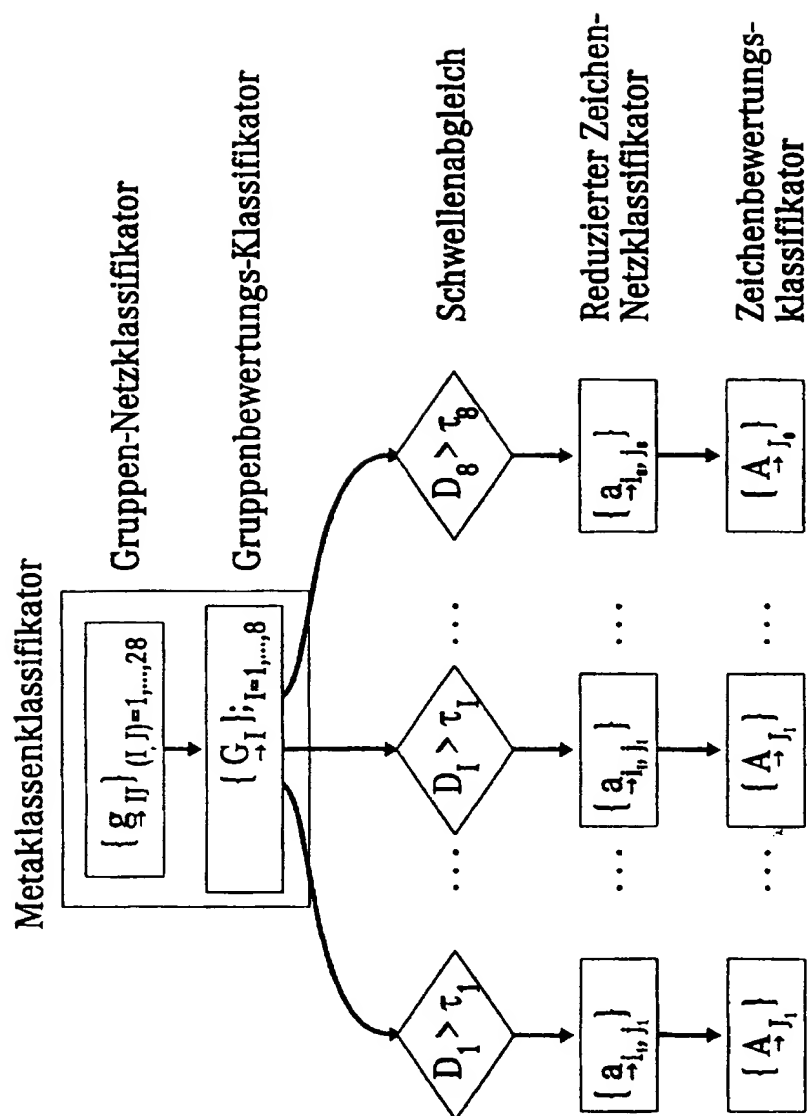


Fig. 5



# INTERNATIONAL SEARCH REPORT

Int. .onal Application No

PCT/EP 97/02649

A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER  
IPC 6 G06K9/62 G06K9/66

According to International Patent Classification (IPC) or to both national classification and IPC

## B. FIELDS SEARCHED

Minimum documentation searched (classification system followed by classification symbols)

IPC 6 G06K

Documentation searched other than minimum documentation to the extent that such documents are included in the fields searched

Electronic data base consulted during the international search (name of data base and, where practical, search terms used)

## C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category *	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
A	J. SCHÜRMANN: "Zur Zeichen- und Worterkennung beim automatischen Anschriftlesen" WISSENSCHAFTLICHE BERICHTE AEG TELEFUNKEN, vol. 52, no. 1-2, 1979, pages 31-38, XP002041702 S. 34-38 Abschnitt "2. Mehrkanalklassifikator für die Einzelzeichenerkennung" --- -/--	1-8

☒ Further documents are listed in the continuation of box C.

☐ Patent family members are listed in annex.

\* Special categories of cited documents :

- "A" document defining the general state of the art which is not considered to be of particular relevance
- "E" earlier document but published on or after the international filing date
- "L" document which may throw doubts on priority claim(s) or which is cited to establish the publication date of another citation or other special reason (as specified)
- "O" document referring to an oral disclosure, use, exhibition or other means
- "P" document published prior to the international filing date but later than the priority date claimed

- "T" later document published after the international filing date or priority date and not in conflict with the application but cited to understand the principle or theory underlying the invention
- "X" document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered novel or cannot be considered to involve an inventive step when the document is taken alone
- "Y" document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered to involve an inventive step when the document is combined with one or more other such documents, such combination being obvious to a person skilled in the art.
- "&" document member of the same patent family

Date of the actual completion of the international search

24 September 1997

Date of mailing of the international search report

15.10.97

Name and mailing address of the ISA

European Patent Office, P.B. 5818 Patentlaan 2  
NL - 2280 HV Rijswijk  
Tel. (+ 31-70) 340-2040, Tx. 31 651 epo nl,  
Fax: (+ 31-70) 340-3016

Authorized officer

Granger, B

# INTERNATIONAL SEARCH REPORT

Inter. Appl. Application No  
PCT/EP 97/02649

## C.(Continuation) DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category *	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
A	<p>D F SPECHT: "Generation of polynomial discriminant functions for pattern recognition"</p> <p>IEEE TRANS. ON ELECTRONICS COMPUTERS, vol. ec-16, no. 3, June 1967, pages 308-319, XP002029561</p> <p>S. 317 Abschnitt "B. Many-category classifier"</p> <p>see page 9; figure 9</p> <p>-----</p>	1-8

# INTERNATIONALER RECHERCHENBERICHT

Intern. nationales Aktenzeichen  
PCT/EP 97/02649

A. KLASSIFIZIERUNG DES ANMELDUNGSGEGENSTANDES  
IPK 6 G06K9/62 G06K9/66

Nach der Internationalen Patentklassifikation (IPK) oder nach der nationalen Klassifikation und der IPK.

## B. RECHERCHIERTE GEBIETE

Recherchierter Mindestprüfstoff (Klassifikationssystem und Klassifikationssymbole)

IPK 6 G06K

Recherchierte aber nicht zum Mindestprüfstoff gehörende Veröffentlichungen, soweit diese unter die recherchierten Gebiete fallen

Während der internationalen Recherche konsultierte elektronische Datenbank (Name der Datenbank und evtl. verwendete Suchbegriffe)

## C. ALS WESENTLICH ANGESEHENE UNTERLAGEN

Kategorie*	Bezeichnung der Veröffentlichung, soweit erforderlich unter Angabe der in Betracht kommenden Teile	Betr. Anspruch Nr.
A	J. SCHÜRMANN: "Zur Zeichen- und Worterkennung beim automatischen Anschriftlesen" WISSENSCHAFTLICHE BERICHTE AEG TELEFUNKEN, Bd. 52, Nr. 1-2, 1979, Seiten 31-38, XP002041702 S. 34-38 Abschnitt "2. Mehrkanalklassifikator für die Einzelzeichenerkennung" --- -/--	1-8

☒ Weitere Veröffentlichungen sind der Fortsetzung von Feld C zu entnehmen

☐ Siehe Anhang Patentfamilie

\* Besondere Kategorien von angegebenen Veröffentlichungen :

"A" Veröffentlichung, die den allgemeinen Stand der Technik definiert, aber nicht als besonders bedeutsam anzusehen ist

"E" älteres Dokument, das jedoch erst am oder nach dem internationalen Anmeldedatum veröffentlicht worden ist

"L" Veröffentlichung, die geeignet ist, einen Prioritätsanspruch zweifelhaft erscheinen zu lassen, oder durch die das Veröffentlichungsdatum einer anderen im Recherchenbericht genannten Veröffentlichung belegt werden soll oder die aus einem anderen besonderen Grund angegeben ist (wie ausgeführt)

"O" Veröffentlichung, die sich auf eine mündliche Offenbarung, eine Benutzung, eine Ausstellung oder andere Maßnahmen bezieht

"P" Veröffentlichung, die vor dem internationalen Anmeldedatum, aber nach dem beanspruchten Prioritätsdatum veröffentlicht worden ist

"T" Spätere Veröffentlichung, die nach dem internationalen Anmeldedatum oder dem Prioritätsdatum veröffentlicht worden ist und mit der Anmeldung nicht kollidiert, sondern nur zum Verständnis des der Erfindung zugrundeliegenden Prinzips oder der ihr zugrundeliegenden Theorie angegeben ist

"X" Veröffentlichung von besonderer Bedeutung, die beanspruchte Erfindung kann allein aufgrund dieser Veröffentlichung nicht als neu oder auf erfinderischer Tätigkeit beruhend betrachtet werden

"Y" Veröffentlichung von besonderer Bedeutung, die beanspruchte Erfindung kann nicht als auf erfinderischer Tätigkeit beruhend betrachtet werden, wenn die Veröffentlichung mit einer oder mehreren anderen Veröffentlichungen dieser Kategorie in Verbindung gebracht wird und diese Verbindung für einen Fachmann naheliegend ist

"&" Veröffentlichung, die Mitglied derselben Patentfamilie ist

Datum des Abschlusses der internationalen Recherche

24. September 1997

Absenddatum des internationalen Recherchenberichts

15. 10. 97

Name und Postanschrift der Internationale Recherchenbehörde  
Europäisches Patentamt, P.B. 5818 Patentlaan 2  
NL - 2280 HV Rijswijk  
Tel. (+ 31-70) 340-2040, Tx. 31 651 epo nl,  
Fax (+ 31-70) 340-3016

Bevollmächtigter Bediensteter

Granger, B

# INTERNATIONALER RECHERCHENBERICHT

Internationales Aktenzeichen

PCT/EP 97/02649

C.(Fortsetzung) ALS WESENTLICH ANGESEHENE UNTERLAGEN		
Kategorie	Bezeichnung der Veröffentlichung, soweit erforderlich unter Angabe der in Betracht kommenden Teile	Betr. Anspruch Nr.
A	<p>D F SPECHT: "Generation of polynomial discriminant functions for pattern recognition"</p> <p>IEEE TRANS. ON ELECTRONICS COMPUTERS, Bd. ec-16, Nr. 3, Juni 1967, Seiten 308-319, XP002029561</p> <p>S. 317 Abschnitt "B. Many-category classifier"</p> <p>siehe Seite 9; Abbildung 9</p> <p>-----</p>	1-8